8Щ

УДК 519.6:004.93

Г.Ю. Щербакова
Одесский национальный политехнический университет, г. Одесса, Украина
Galina_onpu@mail.ru

Нейросетевая технология идентификации при диагностировании транзисторов на основе «предвестников» отказов

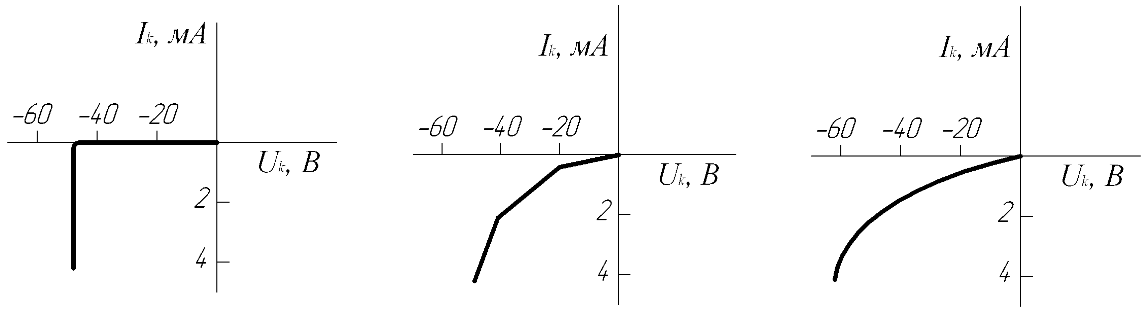
В статье рассматривается проблема автоматизированного диагностирования транзисторов на основе сигнализирующих о возникновении их дефектов «предвестников» отказов. Предлагается информационная технология идентификации при диагностировании этих изделий на основе нейронных сетей.

Введение

Для современного этапа развития электроники характерно производство малых и средних серий высокотехнологичных изделий с частой сменой номенклатуры изделий на предприятии. Противоречие между необходимостью обеспечить быструю отладку и перестройку технологических процессов производства и контроля и высокое качество изделий разрешается посредством применения автоматизированных систем технического диагностирования (АСТД). Такие системы могут использоваться для диагностирования на основе «предвестников» отказов (изменения формы вольт-амперных характеристик (ВАХ)) диодов, транзисторов (рис. 1), тиристоров, осциллограмм тока срабатывания и тока отпускания электромагнитных реле [1], [2]. «Предвестники» отказов сигнализируют о возникновении дефектов или процессов, которые с высокой вероятностью могут привести к отказам изделия [1]. Выявление «предвестников» отказов способствует отбраковке этих изделий и оперативному выявлению нарушений технологических процессов их производства [1], [2]. По результатам оценки «предвестников» отказов в АСТД изделия разделяют по классам, используя автоматизированный подход, реализуемый посредством классификации при распознавании образов [3].

Существующие методы диагностирования требуют для настройки АСТД ее обучения на представительной выборке и большого объема априорных исследований. Такое обучение АСТД по параметрам больших партий изделий при мелкосерийном производстве повышает время отладки технологических процессов производства. Это обусловливает необходимость обучения при диагностировании по данным о малых выборках (партиях) изделий [4]. При диагностировании по малым выборкам повышается уровень помех в данных, используемых для обучения при классификации. Высокий уровень помех обусловливает сложную форму кластеров (групп данных в пространстве их параметров-признаков). Следует также учитывать возможность изменения параметров изделий в рабочем режиме классификации (из-за условий получения этих параметров на производстве) и необходимость дополнительного обучения АСТД при изменении номенклатуры выпускаемых изделий. Поэтому необходимы методы идентификации и классификации и информационные технологии (ИТ)

их реализации, допускающие оперативное дополнительное обучение и настройку АСТД на основе вновь поступающих данных в условиях производства. Такое дополнительное обучение возможно реализовать с помощью информационных технологий классификации и идентификации на основе нейронных сетей (НС) [5].



а б в

Рисунок 1 – ВАХ кремниевых планарных транзисторов: транзистор без дефектов (а); транзистор с микродефектами структуры коллекторного перехода (б); транзистор с загрязнениями коллекторного перехода или повышением влажности внутри корпуса (в)

При выборе нейронной сети и реализации ИТ на ее основе необходимо учитывать несколько факторов. Так, при классификации с помощью многослойного персептрона длительность дополнительного обучения зависит от компактности расположения объектов одного класса и отдаленности разных классов в пространстве параметров. То есть на этапе идентификации необходимо выявить параметры, по которым объекты разных классов разнесены в пространстве признаков, используя ИТ идентификации, реализуемые НС. Эти НС обладают особенностями, затрудняющими их применение при идентификации в указанных условиях. Вероятностной сети требуются для обучения большие выборки данных, поэтому при диагностике по малым выборкам их применение ограничено. Сети с радиально-базисными функциями (РБФ) и обобщенно-регрессионные (ОР) сети отличаются высокой скоростью обучения, однако при определении параметров радиальных элементов в них применяют методы группировки [5] с низкой помехоустойчивостью [6-8].

Поэтому для решения задачи идентификации в работе предлагается применить сети с РБФ, повысив помехоустойчивость процедуры группировки, так как при диагностике по «предвестникам» отказов из-за высокого уровня помех в данных случаях сложная форма кластеров. Автором разработан субградиентный метод кластеризации, помехоустойчивость которого доказана – относительная погрешность для тестовой функции при отношении сигнал/шум по амплитуде 1,17 составила 8,32% [8]. Этот метод для повышения помехоустойчивости предлагается применить на этапе идентификации в процедуре группировки при определении параметров радиальных элементов в НС с РБФ.

Целью данной работы является разработка нейросетевой технологии идентификации с помощью «предвестников» отказов, позволяющей сократить время диагностирования.

Для достижения этой цели решены **задачи** разработки нейросетевой технологии определения и сокращения идентификационного вектора параметров.

Нейросетевая технология идентификации

Диагностирование с помощью «предвестников» отказов реализуется АСТД (рис. 2) и включает этапы формирования исходных данных, идентификации и классификации. В АСТД система формирования исходных данных (СФИД) формирует испытательные воздействия, осуществляет измерение параметров и (или) характеристик изделий и предварительную обработку результатов (фильтрацию и др.) [1]. На этапе идентификации (рис. 2) определяются координаты центров радиальных элементов НС с РБФ. Количество радиальных элементов определяется интервалом измерения параметров и требуемой достоверностью диагностирования. Радиус радиальных элементов определяется из максимального расстояния между центрами соседних групп данных [9]. В результате НС с РБФ рассчитывает векторы коэффициентов $\mathbf{b}$ и $\mathbf{w}$ радиального базисного и линейного слоев НС. После сокращения этого идентификационного вектора для заданной достоверности диагностирования, он используется на этапе классификации с помощью НС МП.

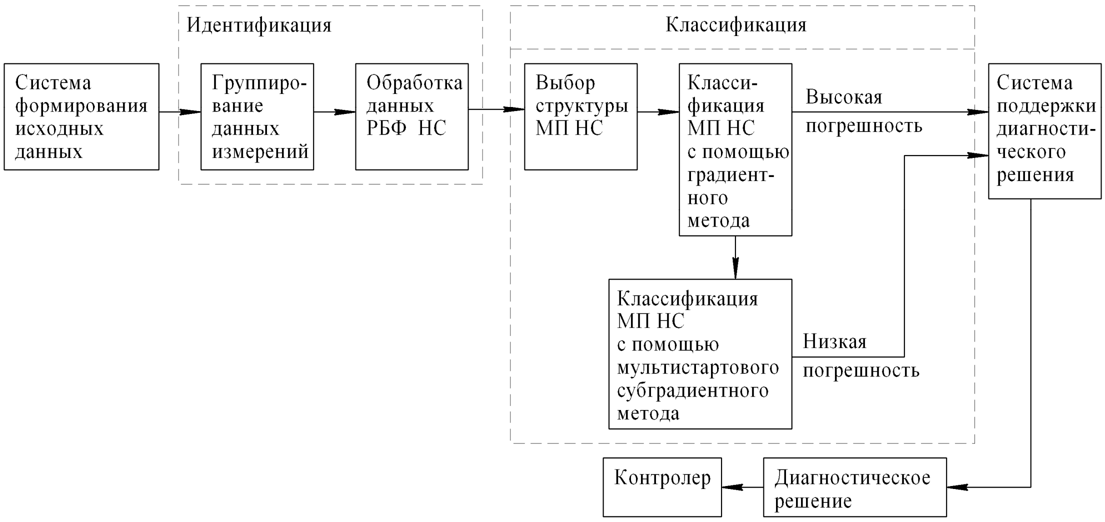


Рисунок 2 – Этапы, выполняемые АСТД на основе «предвестников отказов»

Итеративный выбор числа слоев и элементов в слое осуществляется на этапе **обучения при классификации** с помощью НС МП, обученной с помощью градиентного метода обратного распространения ошибки для $0{,}1\delta$. Здесь δ – требуемая погрешность диагностирования. Такой подход позволяет при необходимости повысить оперативность диагностирования. При требовании более высокой достоверности диагностирования классификация на этапе обучения проводится с помощью НС МП, обученной с помощью субградиентного метода [10], с определенным на предыдущем этапе числом слоев и элементов в слое. При **классификации в рабочем режиме** НС МП формирует данные о классах исследуемых ИЭТ для системы поддержки диагностического решения (рис. 2).

Особенности применения этой технологии на этапе идентификации (рис. 2) и выборе числа элементов внутреннего слоя сети рассмотрены на примере обратных ветвей ВАХ [1] кремниевых планарных транзисторов (рис. 1). Первый вариант (ВАХ транзистора без дефектов) характеризуется резким нарастанием коллекторного тока после пробоя перехода (рис. 1а). Для транзисторов с характеристикой второго варианта (в виде ломаной кривой) (рис. 1б), характерны микродефекты структуры

коллекторного перехода и высокий процент отказов. Третий вариант ВАХ (рис. 1в) свидетельствует о нарушениях технологического процесса, проявляющихся наличием загрязнений коллекторного перехода или повышением влажности внутри корпуса транзистора [1].

На этапе идентификации была применена радиальная базисная сеть с РБФ, реализованная в программе MATLAB [9]. Радиальная базисная сеть состоит из двух слоев: скрытого радиального базисного слоя и выходного линейного слоя с S^1 и S^2 нейронами соответственно. Функция активации радиального базисного нейрона $radbas\,(n) = e^{-n^2}$. Аргумент функции активации определяется как модуль разности вектора весов $\mathbf{w}$ и вектора входных значений $\mathbf{p}$, умноженный на смещение b. Тогда $a_i^1 = radbas(\|\mathbf{p} - \mathbf{w}^1\| b^1)$ определяет выходное значение i-го радиального базисного нейрона. Выходные значения линейного слоя определяются как $\mathbf{a}^2 = purelin(L\mathbf{w}^2\mathbf{a}^1 + \mathbf{b}^2)$ [9]. Результатом первого этапа идентификации являются значения количества элементов радиального базисного слоя сети и коэффициентов $\mathbf{w}$ и $\mathbf{b}$ для обоих слоев (табл. 1).

Таблица 1 – Коэффициенты радиальной базисной сети

Вариант ВАХ	Коэффициенты w радиального базисного слоя сети net.iw{1,1}	Коэффициенты b радиального базисного слоя сети net.b{1}	Коэффициенты w линейного слоя сети net.iw{2,1}	Коэффициенты b линейного слоя сети net.b{2}
Рис. 1а	-47 -45	0,8326	-4,01 -0,19	-0.0287
Рис. 1б	-50 -40 -30	0,104	-3,847 -0,813 -0,72	-0.0996
Рис. 1в	-60 -50 -40 -20	0,104	-2,686 -0,801 -0,746 -0,382	-0.056

На втором этапе идентификации идентификационный вектор признаков для транзисторов (рис. 1б и в) был сокращен соответственно на 25% и 40% при сохранении высокой достоверности, и в качестве параметров-признаков для классификации были приняты следующие данные (табл. 2).

Таблица 2 – Параметры-признаки при классификации

Вариант ВАХ	Значения параметров при обучении НС МП
Рис. 1а	0,8326 -47 -45 -4,01 -0,19 -0.0287
Рис. 1б	0,104 -40 -30 -3,847 -0,813 -0.0996
Рис. 1в	0,104 -40 -20 -2,686 -0,801 -0.056

Классификация производилась с помощью НС МП, обученного с помощью градиентного метода обратного распространения ошибки [9]. Числом элементов внутреннего слоя сети было принято 5, поскольку при заданной точности обучения МП-сети при классификации (netn.trainParam.goal = 0.1) количество эпох обучения при числе элементов больше 5 оставалось практически постоянным (134…136).

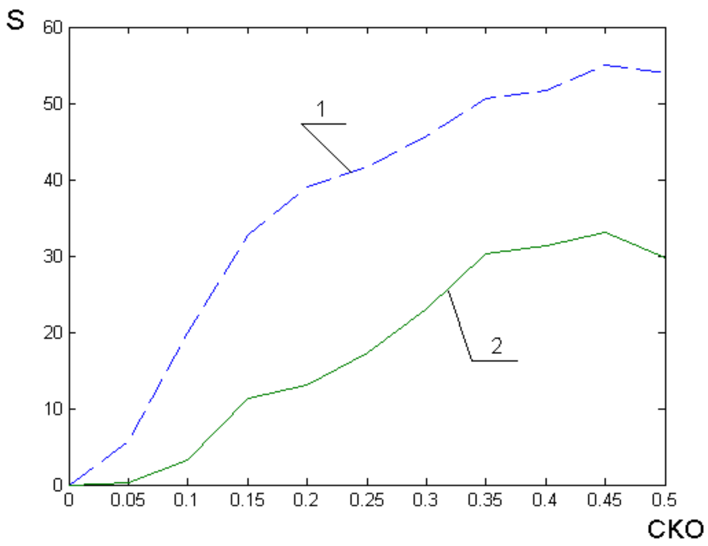


Рисунок 3 – Процент ошибочных классификаций (S) для сети, обученной на исходных данных (1) и зашумленных данных (2), в зависимости от СКО шума

С целью увеличения помехоустойчивости помимо данных [1] обучение МП-сети проводилось на двух исходных и двух зашумленных (с СКО 0,1 и 0,2 соответственно) последовательностях параметров-признаков. В процессе последующего тестирования шум со средним значением 0 и с СКО от 0 до 0,5 с шагом 0,05 добавлялся к исходным данным. Для каждого уровня шума было сформировано 100 зашумленных последовательностей параметров для каждого варианта графика (рис. 1), после чего оценивался процент ошибочных классификаций для двух вариантов сети, обученной только на исходном наборе данных и на зашумленных данных (рис. 3, пунктир и сплошная линия соответственно). При этом погрешность МП-сети, обученной на зашумленных данных, на 5 – 30% ниже, чем у сети, обученной только на данных [1].

Выводы

Таким образом, с помощью предложенной в работе нейросетевой технологии идентификации при диагностировании с помощью «предвестников» отказов для заданных форм ВАХ проведен выбор идентификационного вектора параметров, что позволило за счет сокращения размерности признакового пространства сократить время диагностирования при сохранении высокой достоверности. Эти результаты позволяют рекомендовать разработанную технологию идентификации при диагностировании с помощью «предвестников» отказов к применению в широком круге практически важных задач при контроле и диагностировании электронной аппаратуры и изделий электронной техники в случае меняющихся параметров объектов диагностирования, при высоком уровне помех и при малых объемах исследуемых выборок.

Литература

1. Бердичевский Б.Е. Неразрушающий контроль элементов и узлов радиоэлектронной аппаратуры / [Б.Е. Бердичевский, Л.Г. Дубицкий, Г.М. Сушинский, А.П. Агеев] ; под ред. Б.Е. Бердичевского. – М. : Сов. радио, 1976. – 296 с.
2. Гаскаров Д.В. Прогнозирование технического состояния и надежности радиоэлектронной аппаратуры / Гаскаров Д.В, Голинкевич Т.А., Мозгалевский А.В. ; под ред. Т.А. Голинкевича. – М. : Сов. радио, 1974. – 224 с.

3. Зубарев В.В. Вплив дефектів функціональних матеріалів на надійність електроніки / [Зубарев В.В., Лєнков С.В., Мокрицький В.А., Перегудов Д.О.]. – Одеса : Друк, 2003. – 452 с.
4. Гаскаров Д.В. Малая выборка / Д.В. Гаскаров, В.И. Шаповалов. – М. : Статистика , 1978. – 248 с.
5. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс / С. Хайкин ; пер. с англ. под ред. Н.Н. Куссуль. – [2-е изд.]. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
6. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт. – М. : Мир, 1976. – 509 с.
7. Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний / Загоруйко Н.Г. – Новосибирск : Изд-во ин-та математики, 1999. – 270 с.
8. Щербакова Г.Ю. Адаптивная кластеризация в пространстве вейвлет-преобразования / Г.Ю. Щербакова, В.Н. Крылов // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2009. – № 6 (40). – С. 123-128.
9. Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин ; под ред. В.Г. Потемкина. – М. : Диалог – МИФИ, 2002. – 486 с.
10. Щербакова Г.Ю. Мультистартовый субградиентный метод обучения нейронных сетей в пространстве вейвлет-преобразования / Г.Ю. Щербакова, В.Н. Крылов // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія «Інформатика, кібернетика і обчислювальна техніка». – 2009. – Вип. 10 (153). – С. 202-206.

Literatura

1. Berdichevskij B.E. Nerazrushajushhij kontrol' jelementov i uzlov radiojelektronnoj apparatury. M.: Sov. radio. 1976. 296 s.
2. Gaskarov D.V. Prognozirovanie tehnicheskogo sostojanija i nadezhnosti radiojelektronnoj apparatury. M. Sov. radio. 1974. 224 s.
3. Zubarev V.V. Vpliv defektiv funkcional'nih materialiv na nadijnist' elektroniki. Odesa: Druk. 2003. 452 s.
4. Gaskarov D.V. Malaja vyborka. M.: Statistika. 1978. 248 s.
5. Hajkin S. Nejronnye seti. Polnyj kurs. M.: Vil'jams. 2006. 1104 s.
6. Shherbakova G.Ju. Naukovi praci Donec'kogo nacional'nogo tehnichnogo universytetu. Serija "Informatyka, kibernetyka i obchisljuval'na tehnika". Vyp.10 (153). 2009. S 202-206
7. Duda R. Raspoznavanie obrazov i analiz scen. M.: Mir. 1976. 509 s.
8. Zagorujko N.G. Prikladnye metody analiza dannyh i znanij. Novosibirsk: Izd-vo in-ta matematiki. 1999. 270 s.
9. Shherbakova G.Ju.Radioelektronni i komp'juterni sistemi. № 6(40). 2001. S 123-128
10. Medvedev V.S. Nejronnye seti. MATLAB6. M.: Dialog-MIFI. 2002. 486 s.

Г.Ю. Щербакова
Нейромережна технологія ідентифікації при діагностуванні транзисторів на базі «попередників» відмов
У статті розглядається проблема автоматизованого діагностування транзисторів на базі «попередників» відмов. Запропоновано інформаційну технологію ідентифікації при діагностуванні цих виробів на базі нейронних кіл.

G.Yu. Shcherbakova
Neuron Net Technology of the identification for the Transistors Diagnostics in the Refusal «Forecast» Base
The paper is devoted to the problem of the transistors automated diagnostics in the refusal «forecast» base. The information technology of identification in the neuron nets base for these transistors is proposed.

Статья поступила в редакцию 06.06.2011.